

控制与决策

Control and Decision

基于收缩约束模型预测控制的无人车辆路径跟踪

王志文, 辛鹏, 孙洪涛, 王晓平

引用本文:

王志文, 辛鹏, 孙洪涛, 等. 基于收缩约束模型预测控制的无人车辆路径跟踪[J]. *控制与决策*, 2022, 37(3): 625–634.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1239>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

敏感度函数未知下的非均匀直线覆盖控制算法设计与PLEXE仿真

Nonuniform line coverage control for a group of unmanned vehicles with unknown density function and its simulation in PLEXE
控制与决策. 2021, 36(9): 2095–2102 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1268>

输出误差约束下四旋翼无人机预定性能反步控制

Prescribed performance backstepping control for quadrotor UAV with output error constraint
控制与决策. 2021, 36(5): 1059–1068 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1249>

输入约束不确定系统的点对点迭代学习控制与优化

Point-to-point iterative learning control and optimization for uncertain systems with constrained input
控制与决策. 2021, 36(6): 1435–1441 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0908>

基于神经动态优化的非线性系统近似最优跟踪控制

Approximate optimal tracking control for nonlinear systems based on neurodynamic optimization
控制与决策. 2021, 36(1): 97–104 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0056>

带有输出约束的柔性关节机械臂预设性能自适应控制

Prescribed performance adaptive control of flexible-joint manipulators with output constraints
控制与决策. 2021, 36(2): 387–394 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0974>

基于收缩约束模型预测控制的无人车辆路径跟踪

王志文^{1,2,3}, 辛 鹏^{1,2}, 孙洪涛^{4†}, 王晓平^{1,2}

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050; 2. 兰州理工大学 甘肃省工业过程先进控制重点实验室, 兰州 730050; 3. 兰州理工大学 电气与控制工程国家级实验教学示范中心, 兰州 730050; 4. 曲阜师范大学 工学院, 山东 日照 276826)

摘要: 针对存在有界扰动的非线性无人驾驶车辆避障过程中最优路径规划跟踪问题, 提出一种基于预测时域内系统输入输出收缩约束 (PIOCC) 的模型预测控制 (MPC) 方法. 首先在构建目标函数时, 为扩大可行性解的范围引入软约束思想, 将最优规划路径的跟随问题转化为对模型预测控制优化问题的求解; 其次为避免短预测时域造成闭环系统发散而导致在约束条件限定下出现无可行性解的情况, 采用预测时域内系统输入输出收缩约束的方法, 设计模型预测控制器; 再次基于 Lyapunov 稳定性理论证明所设计的模型预测闭环控制系统是渐近稳定的; 最后通过仿真实例验证了所提出基于 PIOCC 的控制策略在解决扩大可行解范围和避免闭环系统发散问题时的有效性, 实现了无人驾驶车辆在路径跟踪时具有良好的快速性和稳定性.

关键词: 无人驾驶车辆; 软约束; 输入输出收缩约束; 模型预测控制; 避障路径跟踪

中图分类号: TP273

文献标志码: A



DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1239

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

引用格式: 王志文, 辛鹏, 孙洪涛, 等. 基于收缩约束模型预测控制的无人车辆路径跟踪[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 625-634.

Unmanned vehicle path tracking based on contraction constraint model predictive control

WANG Zhi-wen^{1,2,3}, XIN Peng^{1,2}, SUN Hong-tao^{4†}, WANG Xiao-ping^{1,2}

(1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 2. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 3. National Demonstration Center for Experimental Electrical and Control Engineering Education, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 4. College of Engineering, Qufu Normal University, Rizhao 276826, China)

Abstract: This paper investigates optimal path planning and tracking in the obstacle avoidance process of nonlinear unmanned vehicles with bounded disturbances, a model predictive control (MPC) method based on the predictive input and output contraction constraints (PIOCC) of the system is proposed. Firstly, when constructing the objective function, the idea of soft constraints is introduced to expand the range of feasible solutions, and the problem of following the optimal planning path is transformed into the solution of the model predictive control optimization problem. Secondly, in order to avoid the divergence of the closed-loop system caused by the short prediction time domain, which will lead to infeasible solutions under the constraint conditions, the model prediction controller is designed by using the method of prediction in time domain of system input and output contraction constraints. Then based on the Lyapunov stability theory, it is proved that the closed-loop control system designed is asymptotically stable. Finally, through a simulation example, the effectiveness of the proposed control strategy based on PIOCC in expanding the feasible solution range and avoiding the divergence of the closed-loop system is verified, which achieves the good rapidity and stability of the unmanned vehicle in path tracking.

Keywords: unmanned vehicles; soft constraint; input and output contraction constraints; model predictive control; obstacle avoidance path tracking

收稿日期: 2020-09-07; 录用日期: 2021-01-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61863026, 61751315); 甘肃省高等学校产业支撑引导项目(2019C-05); 甘肃省工业过程先进控制实验室开放基金项目(2019KFJJ03).

责任编辑: 陈虹.

†通讯作者. E-mail: sht371322@163.com.

0 引言

随着互联网技术、5G通讯技术和智能化控制等技术的飞速发展,汽车产业领域对车辆的智能化发展提出了更高的要求.因此,无人驾驶技术的发展显得十分重要,高度自动驾驶成为智能化车辆发展的主要趋势和重点研究方向^[1].无人车辆高度自动驾驶的前提是要将行车环境、车辆状况等一系列复杂的情况,通过车载传感器网络和车辆卫星定位系统进行采集和实时传输.一般地,无人驾驶车辆在正常行驶过程中,不可避免地要与道路、行人、其他车辆、路标等发生交互,因此在无人驾驶车辆研究中,车辆自主避障过程中的路径规划跟踪问题成为必要的研究内容^[2-4].

模型预测控制(model predictive control, MPC)结合了滚动优化和反馈校正的思想,以预测模型为基础在控制过程中可以加入多个约束,通过预测实现精准控制,能够有效处理线性模型问题和非线性模型问题^[5].众多学者对无人车辆自主避障问题进行了广泛研究, Tomas-Gabarron等^[6]将自主车辆的避障问题转化为多目标优化问题,在优化过程中简化为横向运动问题,生成一维轨迹,由此计算最优行驶轨迹. Fraichard等^[7]以增强型拉格朗日粒子群优化算法为基础,在有动态障碍物的相对动态环境中为无人驾驶车辆提供一条最为优化的路径. Gadeally^[8]提出了基于模拟驾驶员行为意识的方法,将连续运动的状态空间映射到离散的驾驶行为意识空间,从而为车辆行驶轨迹预测提供引导信息.任玥等^[9]设计了基于模型预测理论的分层避撞控制器,具有完整且有效的规划跟踪性能,在不同车速下均具有较好的鲁棒性.余如等^[10]提出一种仿照人类驾车时的安全驾驶模式,结合预瞄点算法规划出期望的横向位移和纵向速度,设计了PID控制器对无人车辆的纵向速度进行限制,其所设计的避撞控制系统只是针对无人车辆在高速公路环境下的控制策略. Lu等^[11]将障碍的危险程度作为改进模糊控制器的输入信号解决自主车辆的避障问题.刘子龙^[12]提出基于输入输出反馈线性化的横向位置控制方案,继而将其应用于无人车辆的路径跟踪中,以提高横向跟踪性能与稳态精度. Hu等^[13]将障碍物分为静态和动态两类,提出当无人地面车辆的决策系统感知到静态障碍物时,通过基于直接配置方法的最优路径重构在线生成避障路径,当系统感知到动态障碍物时,后退水平控制用于实时路径优化.

本文对于复杂的具有高度非线性和强耦合的无

人驾驶车辆自主避障过程中路径规划跟踪问题进行研究.在含有软约束的目标函数基础上通过引入预测时域内系统输入输出收缩约束(predictive input and output's contractive constraint, PIOCC),将无人驾驶车辆在避障过程中对最优规划路径的跟随问题转化为对模型预测控制优化问题的求解,实现对车辆在避障过程中能够快速平稳地跟随规划路径行驶的控制目标.基于预测时域内系统输入输出收缩约束的模型预测控制方法,解决短预测时域使闭环系统发散问题,有效扩大目标函数的可行解范围.最后利用Lyapunov稳定性理论证明模型预测闭环控制系统的稳定性.

1 无人驾驶车辆运动学分析

基于PIOCC模型预测控制方法,只要能表征出对车辆运动状态的基本描述即可实现控制目标,所以建立无人驾驶车辆的运动学模型作为预测模型即可.在良好的行车道路上,车辆运动学模型能够准确地反映出车辆的运动状态,基于此建立的状态方程也十分高效.

将车体看作为一个刚体模型,如图1所示.在惯性坐标系 XOY 下, φ 为车辆的横摆角即航向角,点 $A(x_f, y_f)$ 和点 $B(x_r, y_r)$ 为车辆前轮和后轮的轴心坐标, v_f 和 v_r 为车辆前轮和后轮的轴心速度, δ_f 为车辆前轮转角, l 为前后轴轴心距离.假设车辆在转向过程中车辆质心侧偏角保持不变,即车辆无横向滑动,可得车辆运动学约束

$$\begin{cases} \dot{x}_f \sin(\varphi + \delta_f) - \dot{y}_f \cos(\varphi + \delta_f) = 0, \\ \dot{x}_r \sin \varphi - \dot{y}_r \cos \varphi = 0. \end{cases} \quad (1)$$

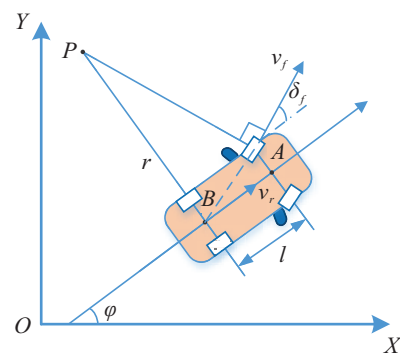


图1 车辆运动学模型

后轮轴心点 $B(x_r, y_r)$ 处,其速度 v_r 表示为

$$v_r = \dot{x}_r \cos \varphi + \dot{y}_r \sin \varphi. \quad (2)$$

结合式(1)和(2)可得车辆后轮轴心坐标与其速度的关系为

$$\begin{cases} \dot{x}_r = v_r \cos \varphi, \\ \dot{y}_r = v_r \sin \varphi. \end{cases} \quad (3)$$

车辆前后轮轴心位置与前后轴距之间的几何关系为

$$\begin{cases} x_f = x_r + l \cos \varphi, \\ y_f = y_r + l \sin \varphi. \end{cases} \quad (4)$$

车辆的瞬时转弯半径记为 $PB = r$, 综上可得车辆的横摆角速度 $\dot{\varphi}$ 为

$$\dot{\varphi} = \frac{v_r}{l} \tan \delta_f. \quad (5)$$

分别选取 $\chi = [x_r, y_r, \varphi]^T$ 和 $u = [v_r, \delta_f]^T$ 为无人驾驶车辆的状态量和输入控制量, 则车辆运动学模型为

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_r \\ \dot{y}_r \\ \dot{\varphi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi \\ \sin \varphi \\ \frac{\tan \delta_f}{l} \end{bmatrix} v_r. \quad (6)$$

无人驾驶车辆在实际行驶过程中通过传感器所采集到的信息易受不确定因素影响, 可将其视作非线性车辆系统中存在的扰动. 状态空间描述为

$$\dot{\chi} = f(\chi, u) + \lambda. \quad (7)$$

其中: $\chi \in R^n$ 为车辆状态量, $u \in R^m$ 为控制输入, $\lambda \in R^n$ 为有界扰动. 控制输入满足约束 $u \in U$, 定义扰动 $\sup \lambda = \|\lambda\|_{\lambda \in \Omega}^{[14]}$.

2 避障路径跟随模型预测控制器设计

2.1 线性离散误差预测模型建立

对于在无人驾驶车辆避障过程中的轨迹跟随问题, 优先考虑的是静态障碍物对无人驾驶车辆的影响, 其检测方式基于激光雷达数据完成^[15]. 首先对障碍物的位姿进行分析判断; 然后规划一条可以有效避开障碍物的最优参考路径, 并设计基于线性离散误差模型的预测控制器; 最后保证车辆可以安全平稳地跟随规划路径.

假设 1^[16] $f: R^n \times R^m \rightarrow R^n$ 是二阶连续可微函数, 且存在 $f(0, 0) = 0$ 为系统的平衡状态, 即在平衡点处存在

$$\dot{\chi}_0 = f(0, 0) + \lambda. \quad (8)$$

式(7)是一个非线性系统, 本文采用线性误差模型作为预测模型, 需将非线性模型转化为线性模型, 对系统(7)进行近似线性化处理. 采用线性误差模型可以根据规划轨迹上每个预测时域内的状态量和控制量, 通过预测实际输出轨迹与规划轨迹之间的误差进而设计线性误差模型预测控制器. 将系统(7)在系统平衡点 $(0, 0)$ 处进行泰勒展开并忽略高阶项, 得到

$$\dot{\chi} = f(0, 0) + \left. \frac{\partial f(\chi, u)}{\partial \chi} \right|_{(0,0)} \chi + \left. \frac{\partial f(\chi, u)}{\partial u} \right|_{(0,0)} u + \lambda. \quad (9)$$

令式(9)减去(8), 得到线性误差模型的一般形式为

$$\dot{\chi}_e = \begin{bmatrix} \dot{x}_r - \dot{x}_0 \\ \dot{y}_r - \dot{y}_0 \\ \dot{\varphi} - \dot{\varphi}_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -v_r \sin \varphi \\ 0 & 0 & v_r \cos \varphi \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r - x_0 \\ y_r - y_0 \\ \varphi - \varphi_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \varphi & 0 \\ \sin \varphi & 0 \\ \tan \frac{\delta_f}{l} & \frac{v_r}{l} \cos^2 \delta_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_r - v_{r0} \\ \delta_f - \delta_{f0} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

将非线性模型线性化后, 利用线性误差模型进行滚动优化设计控制器, 保留非线性模型用于预测. 由于得到的线性误差状态模型是连续的, 不能直接用于模型预测控制器的设计, 要进行离散化处理. 将线性误差模型(10)写作状态空间形式

$$\dot{\chi}_e = A(t)\chi_e + B(t)u_e. \quad (11)$$

其中

$$A(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -v_r \sin \varphi \\ 0 & 0 & v_r \cos \varphi \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$B(t) = \begin{bmatrix} \cos \varphi & 0 \\ \sin \varphi & 0 \\ \tan \frac{\delta_f}{l} & \frac{v_r}{l} \cos^2 \delta_f \end{bmatrix}. \quad (13)$$

针对上述系统, 根据线性连续系统的离散化基本约定, T_s 为采样周期, 其离散化描述为

$$\chi_e(k+1) = A(k)\chi_e(k) + B(k)u_e(k). \quad (14)$$

其中

$$A(k) = e^{A(t)T_s} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v_r T_s \sin \varphi \\ 0 & 1 & v_r T_s \cos \varphi \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (15)$$

$$B(k) = B(t) \int_0^{T_s} e^{A(t)\tau} d\tau = \begin{bmatrix} \cos \varphi & 0 \\ \sin \varphi & 0 \\ \tan \frac{\delta_f}{l} & \frac{v_r}{l} \cos^2 \delta_f \end{bmatrix} T_s. \quad (16)$$

基于无人驾驶车辆的运动学模型建立相应的离散化线性误差模型, 为了保证车辆在低速或者高速巡航时, 对于障碍物的反应不过于激烈, 导致车辆行驶不稳定, 出现侧翻等安全性问题, 同时防止车辆的行驶轨迹相对于规划路径出现过大偏差, 要对每一个控制周期内的控制增量 Δu 进行控制和约束.

设计控制器求解优化问题时, 应求解最优控制增

量

$$\Delta u^*(k+0|k) = u^*(k) - u(k-1). \quad (17)$$

存在以下转化:

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} \chi_e(k+1) \\ u_e(k) \end{bmatrix}. \quad (18)$$

进一步有

$$x(k+1) = G(k)x(k) + H(k)\Delta u(k). \quad (19)$$

其中

$$G(k) = \begin{bmatrix} A(k) & B(k) \\ 0_{2 \times 3} & E_{2 \times 2} \end{bmatrix}, \quad (20)$$

$$H(k) = \begin{bmatrix} B(k) \\ E_{2 \times 2} \end{bmatrix}. \quad (21)$$

无人驾驶车辆离散化线性误差系统模型的预测输出是对车辆状态的直观体现,取 $\Phi(k) = E_{5 \times 5}$,有

$$y(k) = \Phi(k)x(k). \quad (22)$$

假设 P 为预测时域步长, N 为控制时域步长,且 $N = P$,则预测时域内每一时刻的系统状态量为

$$\begin{aligned} x(k+i|k) = \\ G(k)x(k+i-1|k) + H(k)\Delta u(k+i-1|k), \\ i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (23)$$

预测时域内每一时刻的系统预测输出量为

$$\begin{aligned} y(k+1|k) &= \Phi(k)G(k)x(k) + \Phi(k)H(k)\Delta u(k), \\ y(k+2|k) &= \\ &\Phi(k)G(k)^2x(k) + \Phi(k)G(k)H(k)\Delta u(k) + \\ &\Phi(k)H(k)\Delta u(k+1|k), \\ &\vdots \\ y(k+N|k) &= \Phi(k)G(k)^N x(k) + \\ &\Phi(k)G(k)^{N-1}H(k)\Delta u(k) + \\ &\Phi(k)G(k)^{N-2}H(k)\Delta u(k+1|k) + \\ &\vdots \\ &\Phi(k)H(k)\Delta u(k+N-1|k). \end{aligned} \quad (24)$$

更一般地,系统预测输出可写作

$$Y(k) = S(k)x(k) + M(k)\Delta U(k). \quad (25)$$

其中

$$Y(k) = \begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+N|k) \end{bmatrix}, \quad (26)$$

$$S(k) = \begin{bmatrix} \Phi(k)G(k)^1 \\ \Phi(k)G(k)^2 \\ \vdots \\ \Phi(k)G(k)^N \end{bmatrix}, \quad (27)$$

$$M(k) = \begin{bmatrix} \Phi(k)H(k) & 0 & \dots & 0 \\ \Phi(k)G(k)H(k) & \Phi(k)H(k) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi(k)G(k)^{N-1}H(k) & \dots & \dots & \Phi(k)H(k) \end{bmatrix}, \quad (28)$$

$$\Delta U(k) = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N-1|k) \end{bmatrix}. \quad (29)$$

至此,预测模型建立完毕,基于此进行控制器设计.在车辆行驶的过程中,车辆的实际位姿和道路上的一切物体是可以被传感器实时测量传输到模型预测控制器中的,需要在相关有界约束的限定下,在每一个控制周期内求解出控制输入增量序列.

2.2 基于输入输出收缩约束的模型预测控制

考虑无人驾驶车辆路径规划轨迹跟踪问题时,单纯地设计模型预测控制器往往无法解决车辆控制精度、灵敏度等问题,且控制器的计算速度也十分有限.一般地,为了提高模型预测控制器滚动优化效率,采用较短的预测时域,但这会导致系统极易产生闭环发散问题,无法求得最优解.为此,本文针对一类带有“软约束”的输出反馈系统,解决其短预测时域造成系统MPC控制发散问题,引入预测时域内系统输入输出收缩约束的条件,提出如下定理.

定理1 在无人驾驶车辆避障规划路径跟随过程中,采用在预测时域内对系统输入和输出限定收缩约束(PIOCC)的方法,即存在以下条件式:

$$\|y(k+i|k) - r(k+i|k)\|_Q^2 \leq \|y(k+i-1|k) - r(k+i-1|k)\|_Q^2, \quad (30)$$

$$\|y(k+N|k) - r(k+N|k)\|_Q^2 \leq \sigma_y^2 \|y(k+1|k) - r(k+1|k)\|_Q^2, \quad (31)$$

$$\|y(k+N|k)\|_Q^2 \leq \sigma_y^2 \|y(k+1|k)\|_Q^2, \quad (32)$$

$$\|u(k+N-1|k)\|_R^2 \leq \sigma_u^2 \|u(k+0|k)\|_R^2, \quad (33)$$

$$\Delta u(k+N|k) = 0, \quad (34)$$

使得闭环系统稳定,扩大系统可行解范围.其中: σ_y 和 σ_u 为系统输出和输入的收敛因子, $0 \leq \sigma_y \leq 1$, $0 \leq \sigma_u \leq 1$.

证明 给出 $\sigma_y = 0, \sigma_u = 0$ 的证明, 其余条件式在后续的定理2中给出. 考虑第2.1节所建立的无人驾驶车辆线性离散误差预测控制模型

$$\begin{cases} x(k+1) = G(k)x(k) + H(k)\Delta u(k), \\ y(k) = \Phi(k)x(k). \end{cases} \quad (35)$$

为求解得到有效的控制输入增量, 参照文献[17]介绍的轨迹跟踪控制器, 其中所设计的目标函数既保证了无人驾驶车辆对规划路径的轨迹跟踪能力, 又反映出对控制量的约束能力. 目标函数如下:

$$J(k) = \sum_{j=1}^N [\chi^T(k+j|k)Q\chi(k+j|k) + u^T(k+j-1|k)Ru(k+j-1)]. \quad (36)$$

其中 Q 和 R 为权重矩阵, 且易转化为标准二次型形式. 式(36)无法对每一控制周期中控制增量进行约束, 即无法解决车辆输入量的突变问题. 根据第2.1节, 同时参照文献[18]的软约束法, 可有效扩大约束范围内的可行解, 式(36)转化为

$$J(y, u, \Delta u) = \sum_{i=1}^N \|y(k+i|k) - r(k+i|k)\|_Q^2 + \|\Delta u(k+i-1|k)\|_R^2 + \rho\varepsilon^2. \quad (37)$$

其中: $\varepsilon \in R^+$ 为松弛因子, $\rho \in R^+$ 为权重系数. 存在输入约束集 $\Omega_{\Delta u} \in R^m$ 、 $\Omega_u \in R^m$ 和输出约束集 $\Omega_y \in R^n$, 均为各自的线性紧集, 包含原点, 定义为

$$\begin{aligned} \Omega_{\Delta u} &\triangleq \{\Delta u | \Delta u_{\min} + \varepsilon\nu_{\min}^{\Delta u} \leq \Delta u \leq \Delta u_{\max} + \varepsilon\nu_{\max}^{\Delta u}\}, \\ \Omega_u &\triangleq \{u | u_{\min} + \varepsilon\nu_{\min}^u \leq u \leq u_{\max} + \varepsilon\nu_{\max}^u\}, \\ \Omega_y &\triangleq \{y | y_{\min} + \varepsilon\nu_{\min}^y \leq y \leq y_{\max} + \varepsilon\nu_{\max}^y\}, \end{aligned} \quad (38)$$

其中 $\nu^{\Delta u}$ 、 ν^u 和 ν^y 分别为 Δu 、 u 和 y 各自对应的约束加权系数.

综合无人驾驶车辆线性离散误差预测控制模型(35), 以式(37)为目标函数, 定义基于PIOCC的模型预测控制优化问题

$$\Delta U^*(k+i|k) = \arg \min J(y, u, \Delta u).$$

$$\text{s.t. } x(k+1) = G(k)x(k) + H(k)\Delta u(k);$$

$$y(k) = \Phi(k)x(k);$$

$$\|y(k+i|k) - r(k+i|k)\|_Q^2 \leq$$

$$\|y(k+i-1|k) - r(k+i-1|k)\|_Q^2;$$

$$\|y(k+N|k) - r(k+N|k)\|_Q^2 \leq$$

$$\sigma_y^2 \|y(k+1|k) - r(k+1|k)\|_Q^2;$$

$$\|y(k+N|k)\|_Q^2 \leq \sigma_y^2 \|y(k+1|k)\|_Q^2;$$

$$\|u(k+N-1|k)\|_R^2 \leq \sigma_u^2 \|u(k+0|k)\|_R^2;$$

$$\Delta u(k+N|k) = 0;$$

$$\begin{cases} \Omega_{\Delta u} \triangleq \\ \{\Delta u | \Delta u_{\min} + \varepsilon\nu_{\min}^{\Delta u} \leq \Delta u \leq \Delta u_{\max} + \varepsilon\nu_{\max}^{\Delta u}\}, \\ \Omega_u \triangleq \{u | u_{\min} + \varepsilon\nu_{\min}^u \leq u \leq u_{\max} + \varepsilon\nu_{\max}^u\}, \\ \Omega_y \triangleq \{y | y_{\min} + \varepsilon\nu_{\min}^y \leq y \leq y_{\max} + \varepsilon\nu_{\max}^y\}; \end{cases}$$

$$\Delta u(k+i|k), \quad i = 0, 1, \dots, N-1. \quad (39)$$

最终, 通过数值规划方法在线滚动优化求得式(37)的解, 即求得最优控制增量序列 $\Delta U^*(k) = [\Delta u^*(k+i|k), i = 0, 1, \dots, N-1]^T$. 基于PIOCC的无人驾驶车辆轨迹跟踪线性离散误差预测控制系统, 其基本控制过程如下: 通过最小化目标函数 $J(y, u, \Delta u)$, 求解最优开环控制增量序列 $\Delta U^*(k)$, 利用 $\Delta U^*(k)$ 的首元素 $\Delta u^*(k+0|k)$ 进行反馈, 实现 k 时刻的闭环控制, 得到 k 时刻预测控制系统的控制律

$$u^*(k) = u(k-1) + \Delta u^*(k+0|k). \quad (40)$$

注1 实际求解时, 因为存在约束(34), 当且仅当 $\sigma_y = 0, \sigma_u = 0$ 时, 约束(32)和(33)可写为

$$\Phi(k)x(k+N|k) = 0, \quad (41)$$

$$u(k+N|k) = 0. \quad (42)$$

可以看出, 闭环系统终端状态回到平衡点, 保证了系统在平衡点的稳定性. 一般地, 在设计模型预测控制器时采用终端等式约束法, 在开环优化问题中直接加入终端状态约束等式 $x(k+N|k) = 0$, 强制终端状态回到平衡点. 但本文设计的预测时域内输入输出收缩约束条件式, 并未强行限制终端状态为零, 终端等式约束只是文中的一个特例, 所以本文设计的条件式有效地扩大了模型预测控制器最优解的范围. □

至此, 基于PIOCC的无人驾驶车辆线性离散轨迹跟踪模型预测控制系统设计完毕, 系统最终会求解车辆前轮轮角增量 $\Delta\delta$ 和后轴轴心速度 v_r , 使之满足无人驾驶车辆在遇到静态障碍物时, 在保证车辆安全稳定行驶的前提下可以有效避开障碍物, 使无人驾驶车辆按照规划路径行驶, 即达到本文研究目标.

3 稳定性分析

本文所设计带有PIOCC的模型预测控制器基于非线性无人驾驶车辆运动学模型, 建立线性误差模型, 设计控制器, 并根据Lyapunov稳定性理论证明所设计控制器的稳定性. 通过第2.2节分析, 系统有效扩大了可行解范围, 终端状态可收敛到系统平衡点, 但这并不足以表明系统在整个时间域内是稳定的.

一般地, 求得最优解后并不代表系统是趋于稳定的, 即在模型预测控制问题中最优性不代表稳定

性. 所以进一步假设系统在 k 时刻, 优化问题 (39) 有最优解, 记作 ΔU_k^* , 相对应的优化问题函数值记作 J_k^* . 同样的, 在 $k+1$ 时刻, 也存在最优解, 记作 ΔU_{k+1}^* , 相对应的优化问题函数值记作 J_{k+1}^* , 但这并不保证 $J_{k+1}^* \leq J_k^*$. 若出现 $J_{k+1}^* \geq J_k^*$, 则意味着 $\lim_{k \rightarrow \infty} J_k^* \rightarrow \infty$, 从而 $\|y(k+i|k) - r(k+i|k)\|_Q^2 \rightarrow \infty$, 这表明系统是发散的, 不符合本文的研究目标. 以下证明 J_k^* 是一个不减函数, 闭环控制系统是稳定的.

定理2 基于预测控制模型 (35), 设计带有软约束的目标函数 (37), 满足约束 (38). 若对基于预测时域内输入输出收缩约束的模型预测控制优化问题 (39), 在满足定理1约束 (30)~(34) 的条件下存在可行解, 则模型预测闭环控制系统稳定.

证明 $\Delta u^*(k+i|k)$ 为开环最优控制增量, $u^*(k+i|k)$ 和 $y^*(k+i|k)$ 分别为 $\Delta u^*(k+i|k)$ 所对应的开环最优控制输入和开环最优控制输出. 对于 MPC 开环优化问题, 证明其闭环系统稳定性时, 根据模型预测控制理论, 通过开环最优性选取其目标函数作为 Lyapunov 函数, 采用 Lyapunov 第二方法证明目标函数具有不增性, 表明闭环系统是稳定的. 考虑 k 时刻的 J_k^* 作为 Lyapunov 函数, 有

$$V^*(k) \triangleq J_k^*(y, u, \Delta u). \tag{43}$$

在 k 时刻可以求得优化问题 (39) 的解, 记作

$$\Delta U^*(k) = \begin{bmatrix} \Delta u^*(k|k) \\ \Delta u^*(k+1|k) \\ \vdots \\ \Delta u^*(k+N-1|k) \end{bmatrix}. \tag{44}$$

在满足约束 (33) 和 (38) 的条件下, 可得闭环预测控制系统的控制律

$$U^*(k) = \begin{bmatrix} u^*(k|k) \\ u^*(k+1|k) \\ \vdots \\ u^*(k+N-1|k) \end{bmatrix}. \tag{45}$$

在满足约束 (30)~(32) 和 (38) 的条件下, 进而得到相应的预测控制输出量

$$Y^*(k) = \begin{bmatrix} y^*(k+1|k) \\ y^*(k+2|k) \\ \vdots \\ y^*(k+N|k) \end{bmatrix}. \tag{46}$$

从而, 相应的 k 时刻目标函数值为

$$J_k^*(y, u, \Delta u) = \sum_{i=1}^N \|y^*(k+i|k) - r(k+i|k)\|_Q^2 +$$

$$\|\Delta u^*(k+i-1|k)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 = V^*(k). \tag{47}$$

根据预测控制系统模型 (35) 可得 $k+1$ 时刻的系统状态为

$$x(k+1) = G(k)x(k) + H(k)\Delta u^*(k) = x^*(k+1|k). \tag{48}$$

结合式 (42), 在 $k+1$ 时刻, 定义一个预测控制输入序列

$$U(k+1) = \begin{bmatrix} u(k+1|k+1) \\ u(k+2|k+1) \\ \vdots \\ u(k+N-1|k+1) \\ u(k+N|k+1) \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} u^*(k+1|k) \\ u^*(k+2|k) \\ \vdots \\ u^*(k+N-1|k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}. \tag{49}$$

进而, 得到 $k+1$ 时刻的预测控制输入增量序列

$$\Delta U(k+1) = \begin{bmatrix} \Delta u(k+1|k+1) \\ \Delta u(k+2|k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N-1|k+1) \\ \Delta u(k+N|k+1) \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} \Delta u^*(k+1|k) \\ \Delta u^*(k+2|k) \\ \vdots \\ \Delta u^*(k+N-1|k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}. \tag{50}$$

依次得到 $k+1$ 时刻的预测控制状态量和预测控制输出量

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} x(k+1|k+1) \\ x(k+2|k+1) \\ \vdots \\ x(k+N|k+1) \\ x(k+1+N|k+1) \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} x^*(k+1|k) \\ x^*(k+2|k) \\ \vdots \\ x^*(k+N|k) \\ G(k)x^*(k+N|k) \end{bmatrix}, \tag{51}$$

$$Y(k+1) = \begin{bmatrix} y(k+1|k+1) \\ y(k+2|k+1) \\ \vdots \\ y(k+N|k+1) \\ y(k+1+N|k+1) \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} y^*(k+1|k) \\ y^*(k+2|k) \\ \vdots \\ y^*(k+N|k) \\ \Phi(k)G(k)x^*(k+N|k) \end{bmatrix}. \tag{52}$$

注2 在 $k + 1$ 时刻, 规划路径采样点序列为

$$r(k + 1) = \begin{bmatrix} r(k + 1|k + 1) \\ r(k + 2|k + 1) \\ \vdots \\ r(k + N|k + 1) \\ r(k + 1 + N|k + 1) \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} r(k + 1|k) \\ r(k + 2|k) \\ \vdots \\ r(k + N|k) \\ r(k + 1 + N|k) \end{bmatrix}. \quad (53)$$

由式(49)可知, 在 $k + 1$ 时刻定义的控制输入序列 $U(k + 1)$ 是取 $U^*(k)$ 前 $N - 1$ 个元素, 服从 MPC 原理和 PIOCC 条件(33), 第 N 个元素取为 0, 服从 PIOCC 条件(34). 相应地, $k + 1$ 时刻的控制输入增量序列 $\Delta U(k + 1)$ 、状态量 $x(k + 1)$ 、输出量 $Y(k + 1)$ 皆可由 $U(k + 1)$ 结合预测模型(35)以及 PIOCC 条件(34)得出, 且 $Y(k + 1)$ 服从 PIOCC 条件(32). 又考虑到 k 时刻的最优预测输出、输入以及输入增量皆属于约束集(38), 从而 $k + 1$ 时刻的预测输出、输入和输入增量也属于约束集(38).

相应地, 计算 $k + 1$ 时刻的函数值 J_{k+1} 为

$$\begin{aligned} J_{k+1}(y, u, \Delta u) = & \sum_{i=1}^N \|y(k + 1 + i|k + 1) - r(k + 1 + i|k + 1)\|_Q^2 + \\ & \|\Delta u(k + i|k + 1)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 = \\ & \sum_{i=1}^N \|y^*(k + i|k) - r(k + i|k)\|_Q^2 + \\ & \|\Delta u^*(k + i - 1|k)\|_R^2 + \\ & \|y(k + 1 + N|k + 1) - r(k + 1 + N|k + 1)\|_Q^2 - \\ & \|y^*(k + 1|k) - r(k + 1|k)\|_Q^2 - \\ & \|\Delta u^*(k|k)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2 \leq \\ & J_k^*(y, u, \Delta u) - \|\Delta u^*(k|k)\|_R^2. \end{aligned} \quad (54)$$

综上所述, $J_{k+1}(y, u, \Delta u)$ 有界, 表明式(50)是优化问题(39)在 $k + 1$ 时刻的可行解. 又 $k + 1$ 时刻优化问题的可行解不会小于其最优解, 即存在

$$\begin{aligned} J_{k+1}^*(y, u, \Delta u) & \leq J_{k+1}(y, u, \Delta u) \leq \\ & J_k^*(y, u, \Delta u) - \|\Delta u^*(k|k)\|_R^2. \end{aligned} \quad (55)$$

此外, 考虑 $\|\Delta u^*(k|k)\|_R^2 \geq 0$ 恒成立, 则存在

$$V^*(k + 1) \leq V^*(k). \quad (56)$$

综上所述, 在 MPC 开环优化问题中证明系统闭环稳定性时, 作为 Lyapunov 函数的目标函数单调递减, 则通过 Lyapunov 稳定性定理可知, 基于输入输出收缩约束的模型预测控制闭环系统稳定. \square

4 仿真分析

根据第3节提出的算法, 对车辆在避障过程中规划路径跟随问题进行仿真验证. 假定随机给出的障碍物信息可以完全被实时测定, 规划路径为圆形, 在相同的圆形路径下, 考虑不同的参考目标跟随速度和参考目标前轮偏角. 在以上实验背景下进行仿真验证, 具体仿真参数如下.

圆形路径以参数方程的形式给出, 有

$$\begin{cases} x(t) = 40 + 25 \sin \varphi_t, \\ y(t) = 35 - 25 \cos \varphi_t, \\ \varphi(t) = \frac{\tan \delta}{l} vt. \end{cases} \quad (57)$$

其中: v 为车辆的参考目标跟随速度, δ 为参考目标前轮偏角, $\varphi(t)$ 为车辆的航向角. 仿真时, 采用 3 种不同的参考目标速度进行对比验证:

- 1) 当 $v = 3 \text{ m/s}$ 时, $\delta = 6.8^\circ$,
- 2) 当 $v = 5 \text{ m/s}$ 时, $\delta = 11.5^\circ$,
- 3) 当 $v = 10 \text{ m/s}$ 时, $\delta = 22.9^\circ$.

以上对应的 3 个初始输入分别为 $u_0 = (0, 0)$, $u_0 = (1, 0)$, $u_0 = (5, 0)$. 前后轴距 $l = 2.6 \text{ m}$, 初始时刻 $t_0 = 0$, 采样间隔 $T_s = 0.05 \text{ s}$, 控制时域步长和预测时域步长为 $N = P = 20$, 车辆初始状态为 $[x_0, y_0, \varphi_0]^T = [40, 8, \pi/10]^T$.

由图2跟随参考路径仿真图像可以看出, 本文所提出的控制方法在不同参考目标速度下, 对于无人驾驶车辆避障过程中的规划路径均具有良好的跟随能力. 由图3跟随参考路径局部放大仿真图像可以看出, 在不同参考目标速度下无人驾驶车辆对避障过程中的规划路径具有持续跟随能力, 且跟随能力较强.

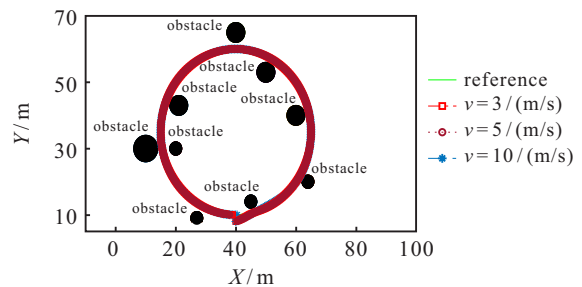


图2 跟随参考路径

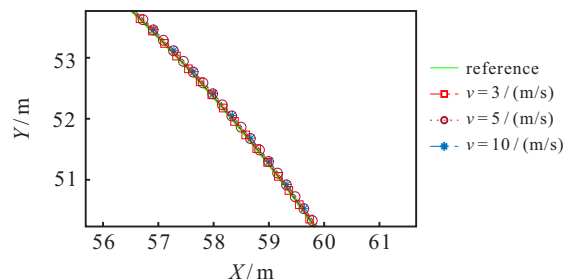


图3 跟随参考路径局部放大

图4为根据文献[19]采用纯模型预测控制算法得出的避障过程中跟踪规划轨迹的仿真图像. 图4与图3仿真实例参数相一致, $v = 10 \text{ m/s}$, $u_0 = (5, 0)$. 前后轴距 $l = 2.6 \text{ m}$, 初始时刻 $t_0 = 0$, 采样间隔 $T_s = 0.05 \text{ s}$, 控制时域步长和预测时域步长 $N = P = 40$, 车辆初始状态为 $[x_0, y_0, \varphi_0]^T = [40, 8, \pi/10]^T$. 通过图3和图4的比较可以看出, 两者均可以实现轨迹跟踪, 但图4的轨迹跟踪效果远不及图3, 图3在1.8s时即能对规划轨迹进行稳定跟随, 图4在11.7s才能实现对规划轨迹的跟随, 二者跟随快速性差距较大. 图5为短预测时域MPC跟随参考路径. 由图5可见, 当预测时域 $P = 20$ 时, 系统呈发散状态, 从仿真实验背景可以看出车辆已与障碍物相撞.

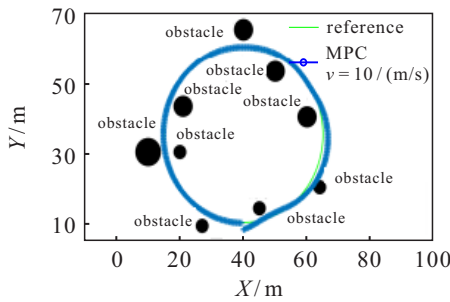


图4 MPC跟随参考路径

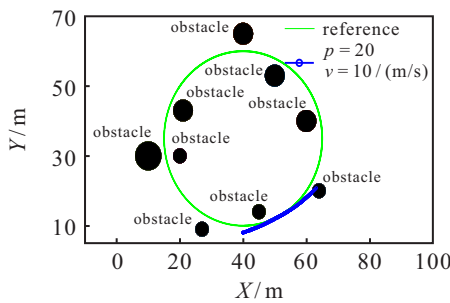


图5 短预测时域MPC跟随参考路径

图6~图11分别为3种不同参考目标跟随速度下车辆速度、前轮偏角和跟随误差随时间变化的仿真图像. 可以看出, 本文设计的基于PIOCC模型预测控制器可以使无人驾驶车辆平稳快速地跟随规划路径, 车辆的位姿跟随误差也可以快速地收敛到0, 不同的参考目标跟随速度对车辆的跟随能力影响十分有限. 在不同参考目标速度的要求下, 无人驾驶车辆在同一避障规划路径的跟随过程中, 有着不同的参考目标前轮偏角, 且车辆可以快速跟随上参考目标速度和参考目标前轮偏角.

本文设计的无人驾驶车辆避障路径跟踪收缩约束模型预测控制策略, 较一般的模型预测控制算法和预瞄跟踪算法在规划路径跟随快速性以及平稳性方面, 均具有较大的优势, 将文献[19]、文献[20]以及本文控制策略的路径跟踪性能指标进行对比, 结果如

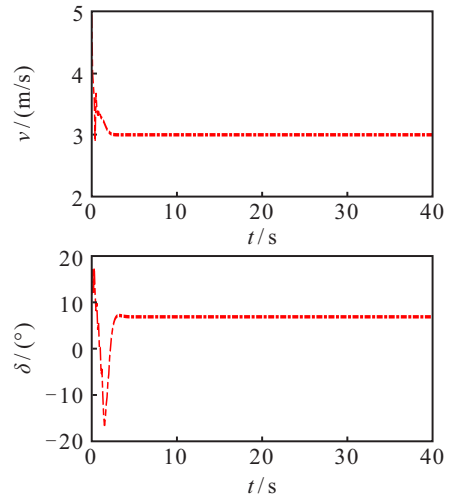


图6 $v = 3 \text{ m/s}$, $\delta = 6.8^\circ$ 仿真曲线

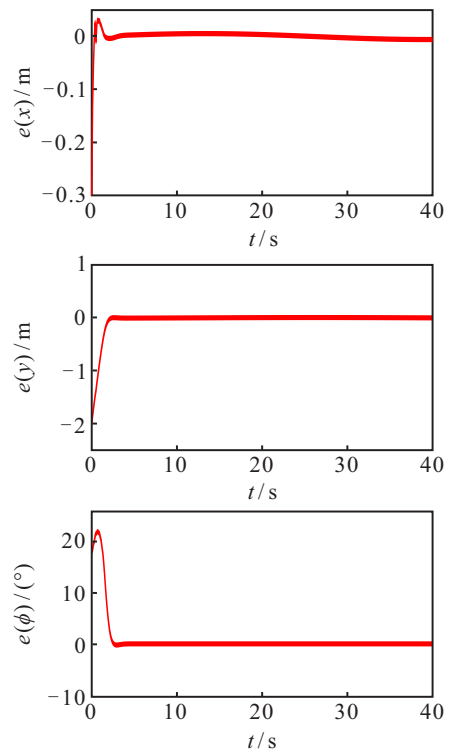


图7 $v = 3 \text{ m/s}$ 时跟随误差

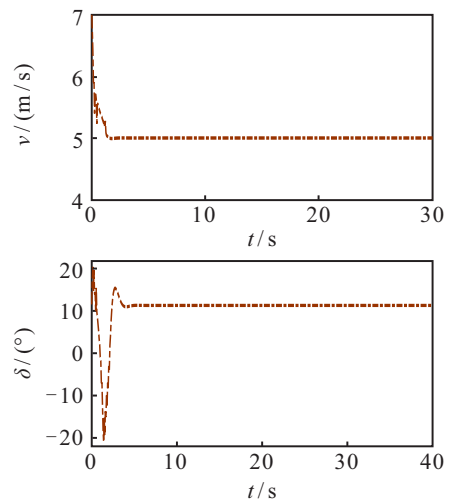


图8 $v = 5 \text{ m/s}$, $\delta = 11.5^\circ$ 仿真曲线

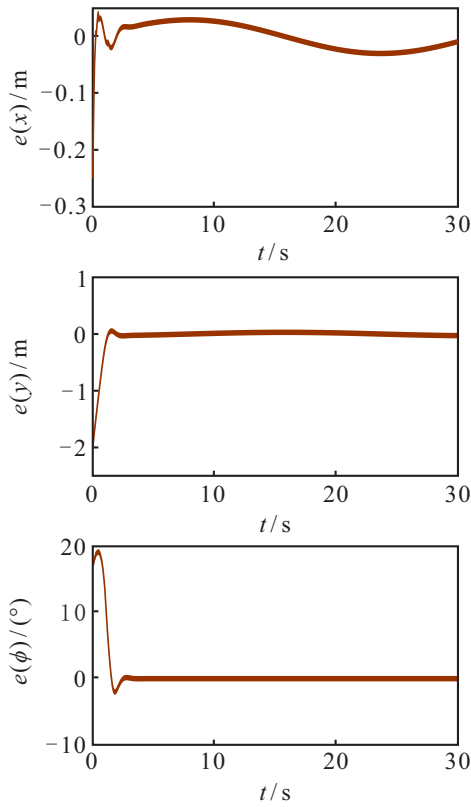


图9 $v = 5 \text{ m/s}$ 时跟随误差

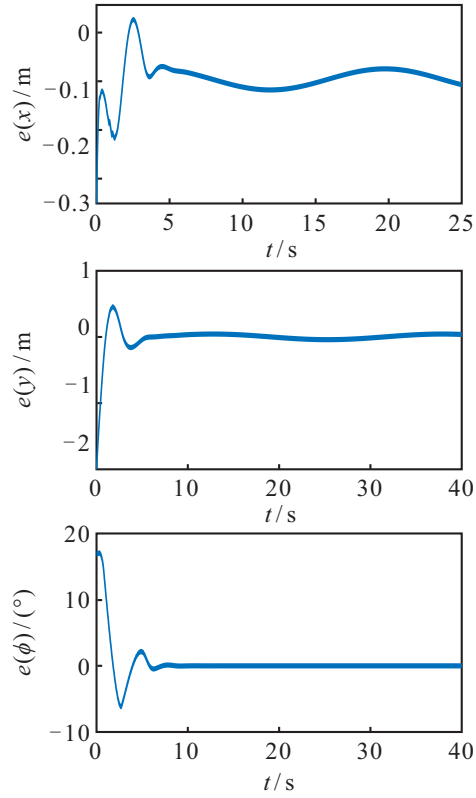


图11 $v = 10 \text{ m/s}$ 时跟随误差

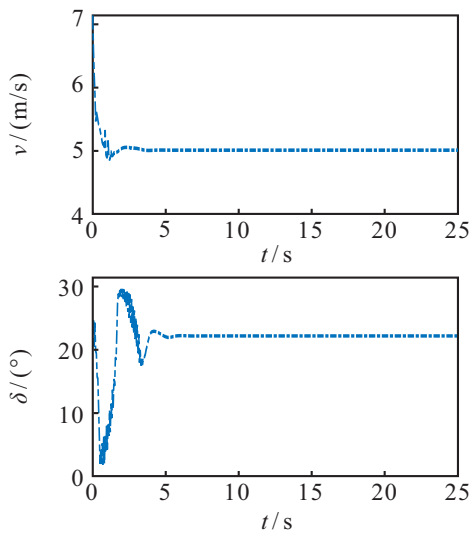


图10 $v = 10 \text{ m/s}$, $\delta = 22.9^\circ$ 仿真曲线

表1所示. 可见, 本文设计的控制器在车辆跟随过程中的跟随误差更小, 达到稳定跟随的速度更快.

表1 性能指标对比

控制方法	MPC	横向MPC	PIOCC MPC
快速性/s	11.7	3~10	1.8
横向最大误差/cm	127.6	22.7	9.7

5 结论

本文根据无人驾驶车辆运动学模型建立线性离散误差预测控制模型, 在包含软约束的目标函数中, 进一步提出目标函数在最优求解过程中服从PIOCC

条件, 有效扩大了可行解的范围, 同时证明闭环系统稳定. 通过仿真实例验证了所设计控制器的有效性, 在避障规划路径跟随过程中具有良好的跟随性能, 达到稳定跟随的时间更快, 同时车辆位姿误差更小, 系统具有较强的鲁棒性和自适应性.

参考文献(References)

- [1] 胡志强. 汽车工业5.0研究[C]. 2018中国汽车工程学会年会. 上海, 2018: 1864-1870. (Hu Z Q. Research on automotive industry 5.0[C]. China Society of Automotive Engineering Annual Conference. Shanghai, 2018: 1864-1870.)
- [2] Bernini N, Bertozzi M, Castangia L, et al. Real-time obstacle detection using stereo vision for autonomous ground vehicles: A survey[C]. The 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Qingdao: IEEE, 2014: 266-271.
- [3] Liu B, Li G, Tan P Q, et al. Visual automatic obstacle avoidance technology research in unmanned vehicles[J]. International Journal of Reasoning-Based Intelligent Systems, 2019, 11(1): 65-75.
- [4] 陈虹, 郭洋洋, 刘俊, 等. 基于驾驶状态预测的人机力矩协同转向控制器设计[J]. 控制与决策, 2019, 34(11): 2390-2396. (Chen H, Guo Y Y, Liu J, et al. Design of human-vehicle torque collaborative steering controller based on driving state prediction[J]. Control and Decision, 2019, 34(11): 2390-2396.)

- 2390-2396.)
- [5] Camacho E F, Bordons C. Model predictive control[M]. Berlin: Springer, 2007: 16-189.
- [6] Tomas-Gabarron J B, Egea-Lopez E, Garcia-Haro J. Vehicular trajectory optimization for cooperative collision avoidance at high speeds[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(4): 1930-1941.
- [7] Fraichard T. Dynamic trajectory planning with dynamic constraints: A 'state-time space' approach[J]. Proceedings of 1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Yokohama, 1993: 1393-1400.
- [8] Gadepally V N. Estimation of driver behavior for autonomous vehicle applications[D]. Ohio: The Ohio State University, 2013: 1-127.
- [9] 任玥, 郑玲, 张巍, 等. 基于模型预测控制的智能车辆主动避撞控制研究[J]. 汽车工程, 2019, 41(4): 404-410.
(Ren Y, Zheng L, Zhang W, et al. A study on active collision avoidance control of autonomous vehicles based on model predictive control[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(4): 404-410.)
- [10] 余如, 郭洪艳, 陈虹. 自动驾驶车辆的预测避障控制[J]. 信息与控制, 2015, 44(1): 117-124.
(Yu R, Guo H Y, Chen H. Predictive obstacle-avoidance control for autonomous vehicle[J]. Information and Control, 2015, 44(1): 117-124.)
- [11] Lu Y Q, Qiu F J, Xin J H, et al. Dynamic obstacle avoidance for path planning and control on intelligent vehicle based on the risk of collision[J]. WSEAS Transaction on Systems, 2013, 12(3): 154-164.
- [12] 刘子龙. 基于反馈线性化的无人驾驶车辆横向位置跟踪控制[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(1): 165-169.
(Liu Z L. Lateral position tracking control of unpiloted vehicle based on feedback-linearization[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(1): 165-169.)
- [13] Hu C F, Zhao L X, Cao L, et al. Steering control based on model predictive control for obstacle avoidance of unmanned ground vehicle[J]. Measurement and Control, 2020, 53(3/4): 501-518.
- [14] 张皓, 张洪铭, 王祝萍. 基于事件触发的无人驾驶汽车路径跟随预测控制[J]. 控制与决策, 2019, 34(11): 2421-2427.
(Zhang H, Zhang H M, Wang Z P. Event-triggered predictive path following control for unmanned autonomous vehicle[J]. Control and Decision, 2019, 34(11): 2421-2427.)
- [15] Liu J, Liang H W, Wang Z L, et al. A framework for applying point clouds grabbed by multi-beam LIDAR in perceiving the driving environment[J]. Sensors: Basel, Switzerland, 2015, 15(9): 21931-21956.
- [16] Chen H, Allgower F. A quasi-infinite horizon nonlinear model predictive control scheme with guaranteed stability[J]. Automatica, 1998, 34(10): 1205-1217.
- [17] Gao H B, Cheng B, Wang J Q, et al. Object classification using CNN-based fusion of vision and LIDAR in autonomous vehicle environment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(9): 4224-4231.
- [18] Maciejowski J. Predictive control with constraints[M]. London: Pearson Education, 2002: 49-181.
- [19] Kuhne F, Fetter W, Manoel G J. Model predictive control of a mobile robot using linearization[J]. Proceedings of Mechatronics and Robotics, 2004, 4(4): 525-530.
- [20] 谢辉, 刘爽爽. 基于模型预测控制的无人驾驶汽车横纵向运动控制[J]. 汽车安全与节能学报, 2019, 10(3): 326-333.
(Xie H, Liu S S. Lateral and longitudinal motion control of unmanned vehicles using model predictive control[J]. Automotive Safety and Energy, 2019, 10(3): 326-333.)

作者简介

王志文(1976—), 男, 教授, 博士生导师, 从事信息物理系统、工业过程先进控制理论与应用等研究, E-mail: wzw@lut.edu.cn;

辛鹏(1997—), 男, 硕士生, 从事无人驾驶车辆运动规划与预测控制的研究, E-mail: xinp9726@163.com;

孙洪涛(1987—), 男, 讲师, 博士, 从事网络化系统安全控制理论及应用等研究, E-mail: sht371322@163.com;

王晓平(1995—), 男, 硕士生, 从事信息物理系统安全控制的研究, E-mail: wxp_0415@163.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)